文章编号:1674-2974(2025)05-0154-08 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2025056

基于Beta随机效应模型的城市轨道交通客运分担率研究

刘晨辉[1,2,3,4†],苏美玲[1],王星宇[1],张铭钰[1],吴奇[1],张佳伟[1]
(1. 湖南大学 土木工程学院,湖南 长沙 410082;
2. 地理信息安全与应用湖南省工程研究中心,湖南 长沙 410000;
3. 湖南大学 综合交通研究中心,湖南 长沙 410082;
4. 湖南大学 桥梁工程安全与韧性全国重点实验室,湖南 长沙,410082)

摘 要:为明确影响轨道交通客运分担率的关键因素,基于我国14个城市2010—2021年的轨道交通客运分担率数据,针对涉及常规公交、轨道交通、社会经济的6个指标,构建了考虑城市与年份影响的Beta随机效应模型以量化识别影响轨道交通客运分担率的关键因素,采用积分嵌套拉普拉斯逼近方法进行模型拟合及参数估计.研究发现,万人拥有公共汽(电)车车辆数、万人拥有轨道交通运营线路长度和轨道交通网络连通度对轨道交通客运分担率有显著正向影响,而万人拥有公交运营线路长度、人均生产总值和人均城市道路面积则未呈现显著影响.此外,城市和年份均展现出了显著的随机效应,不同城市的轨道交通客运分担率差异较大,但在调查期间整体呈上升态势.

关键词:城市交通;城市轨道交通;客运分担率;Beta回归模型;随机效应;积分嵌套拉普拉斯逼近

中图分类号:U293.5 **文献标志码**:A

Research on Ridership Share of Urban Rail Transit with the Beta Random Effects Regression Model

LIU Chenhui[1,2,3,4†],SU Meiling[1],WANG Xingyu[1],ZHANG Mingyu[1],WU Qi[1],ZHANG Jiawei[1]
(1. College of Civil Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;
2. Hunan Engineering Research Center of Geographic Information Security and Application, Changsha 410000, China;
3. Transportation Research Center, Hunan University, Changsha 410082, China;
4. State Key Laboratory of Bridge Engineering Safety and Resilience, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract:To identity the key factors affecting ridership share of urban rail transit(URT), with the panel data of 14 cities from 2010 to 2021, the share of the URT ridership in the total public transit ridership is analyzed here to

* **收稿日期**:2024-05-19
基金项目:地理信息安全与应用湖南省工程研究中心开放课题资助(HNGISA2023003),Supported by the Open Topic of Hunan Engineering Research Center of Geographic Information Security and Application (HNGISA2023003);中央高校基本科研业务费专项资金项目(53111801 0636), Supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities (531118010636);长沙市科技计划项目(kh2201042), Science and Technology Program of Changsha (kh2201042)
作者简介:刘晨辉(1987—),男,山东济宁人,湖南大学教授,博士
† 通信联系人,E-mail:chenhuiliu@hnu.edu.cn

identify the key influencing factors. Considering the possible heterogeneities over city and year, a Beta regression model with city-level and yearly random effects is built to identify the key influencing factors from conventional bus, URT, and socio-economic aspects. The model is estimated with the integrated nested Laplace approximation method. The estimation results show that the number of conventional buses per 10 000 people, the URT length per 10 000 people, and the URT connectivity have significantly positive effects on the URT ridership share, while the length of bus routes per 10 000 people, GDP per capita, and road area per capita are insignificant. Besides, both city and year show significant random effects: the URT ridership shares are found to vary differently across cities, but they generally show an increasing trend during the survey period.

Key words: urban transportation; urban rail transit; the ridership share; Beta regression model; random effect; integrated nested Laplace approximation

随着我国社会经济的快速发展,城市人口及汽车保有量迅速增长,交通拥堵问题越发严重.由于轨道交通具备运量大、速度快、准时舒适等优点,轨道交通建设成为缓解城市交通拥堵的重要途径之一[1].近年来,我国城市轨道交通建设迅速发展.截至2022年底,中国大陆已有55个城市累计开通308条城市轨道交通线路,总长达10 287.45 km[2].随着轨道交通线路长度的不断延伸,多个城市轨道交通网络逐渐成形,轨道交通客流整体不断增加,但不同城市存在较大差异.一些城市轨道交通客流急剧上升,公共交通系统已经由常规公交主导转为轨道交通主导[3].而另一些城市因种种问题,轨道交通客流增长缓慢,客流强度一直处于较低水平,公共交通系统仍以常规公交为主[4].由于城市轨道交通投资大、建设周期长、运营成本高,一旦客流长期达不到预期目标,势必会给地方政府带来巨大的财政压力.影响居民交通出行方式选择的因素众多,精准识别影响居民选择轨道交通出行的关键因素,从而制定有效对策来提高城市轨道交通吸引力,实现预期建设目标,对于推动其健康可持续发展至关重要.

众多国内外学者已针对城市轨道交通客运分担问题开展了一些研究,现有研究主要分为两大类.第一类是基于对乘客的问卷调查数据,利用非集计模型探讨影响个体出行方式选择的因素.过秀成等[5]提出基于合作竞争类OD的交通分配模型,并采用多路径概率模型确定轨道交通和常规公交的客运分担率.吴倩[6]在居民出行效用最大化目标函数的基础上,引入时间价值概念建立城市轨道交通及常规公交客流分担率的Logit预测模型.王雪鑫[7]探究了地铁新线开通对交通方式分担的影响,考虑出行成本、个人偏好、出行行为态度和个人主观因素构建效用函数,仿真了不同影响因素对交通分担率的影响.李金海等[8]基于出行方式转换的陈述偏好(statement of preference,SP)调查,构建了全目的和通勤出行方式选择的多项逻辑回归(multinomial logistic regression,MNL)模型,定量分析了个人和交通特征对出行者交通方式选择的影响,表明公交票价和出行总时耗增加将促使公交客流转移至轨道交通.

第二类则是基于站点、线路或者网络的客流数据,利用集计模型识别影响轨道交通客流量的宏观社会经济因素.Kuby等[9]利用2000年美国268个轨道站点的上车客流量数据探究了土地利用、多式联运、城市规模、网络结构和社会经济等5类因素的影响,发现人口密度和就业密度对站点客流量具有显著正向影响,极端天气则有显著负影响.基于2011年南京55个地铁站点客流数据,Zhao等[10]采用多元回归模型研究了影响地铁站乘客量的因素,发现人口、就业、用地类型规模、接驳公交线路、自行车换乘空间和车站内行人聚集区的道路长度均呈显著影响.基于1993—2007年的上海轨道交通年度客流总量数据,朱海燕等[11]运用逐步回归分析法分析了24个宏观社会经济因素对轨道交通客流量的影响,发现居民生活和城市发展规模因素影响较大,人口数量则没有显著影响.道路密度、公共交通站点密度、公交线路数量同样是影响轨道交通乘客量的关键因素,其影响程度随着地铁站服务范围的扩大而减

小[12]. 成华等[13]总结了重庆市主城区2014—2018年的步行、小汽车、地面公交、轨道交通和出租车等5种交通方式结构的演变规律,根据随机效用最大化模型对目标年的地面公交和轨道交通出行分担率进行预测. 李国强等[14]基于2017年1月南京轨道交通自动售检票系统(automatic fare collection, AFC)数据,构建了进出站客流数据库,并结合城市兴趣点数据探究车站客流特征,发现住户数量、商业设施数量、文化教育设施数量以及公共汽车接驳线路数量与车站进站客流正相关. Yang等[15]采用34座中国城市2005—2020年的数据,使用广义加性模型(GAM)探究了人均生产总值、公交线网密度和城市地铁网络效应、规模效应等与常规公交客流量、地铁客流量和总客流量的非线性复杂关系.

可以发现,现有针对轨道交通客流宏观影响因素的研究多针对某一个城市,考虑到城市间的巨大差异,其结论可能并不适用于其他城市. 此外,现有研究分析对象多为轨道交通客流量,然而考虑到其他因素对公共交通系统的影响,仅分析轨道交通客流量并不能全面体现轨道交通的发展特点.

轨道交通客运分担率是指轨道交通客运量占城市公共交通客运量(轨道交通客运量+常规公交客运量)的比例. 作为衡量城市轨道交通发展水平的关键指标,轨道交通客运分担率被广泛应用于指导城市轨道交通的规划与运营管理. 基于此,本文通过分析我国14个典型城市2010—2021年的面板数据,利用统计建模精确识别影响轨道交通客运分担率的关键因素,为未来制定宏观轨道交通发展战略提供理论与技术支持.

1 数据准备与指标选取

本文选取了国内14个城市作为研究对象,包括成都、大连、广州、杭州、南京、青岛、深圳、苏州、天津、武汉、长沙、重庆、沈阳和西安,涵盖了我国东部、中部和西部地区,具有较强的代表性. 图1展示了这些城市2010—2021年的轨道交通线路长度[16]. 由图可知,在此期间所有城市轨道交通线路长度显著增长. 其中,2010年青岛、西安、长沙、苏州等5座城市尚无轨道交通,但到2021年底,所有城市轨道交通线路长度均已超过100 km. 通过梳理各城市的统计年鉴,收集了2010—2021年间每座城市每年的轨道交通客运量和常规公交客运量,随后计算得到了各城市各年度的轨道交通客运分担率. 图2展示了各城市2010—2021年的轨道交通客运分担率. 可以发现:

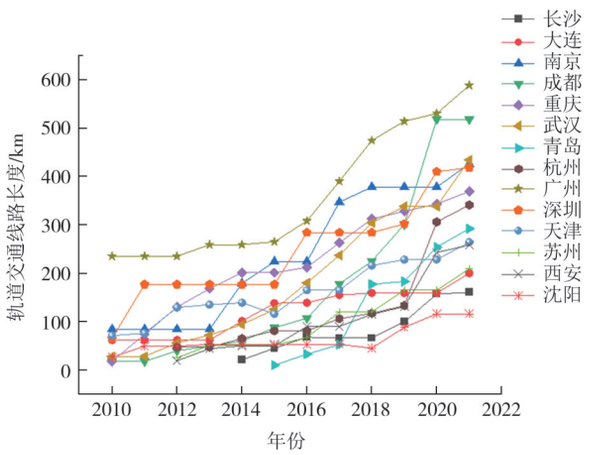


图1 2010—2021年各城市轨道交通线路长度

Fig.1 Lengths of urban rail transit lines of the studied cities from 2010 to 2021

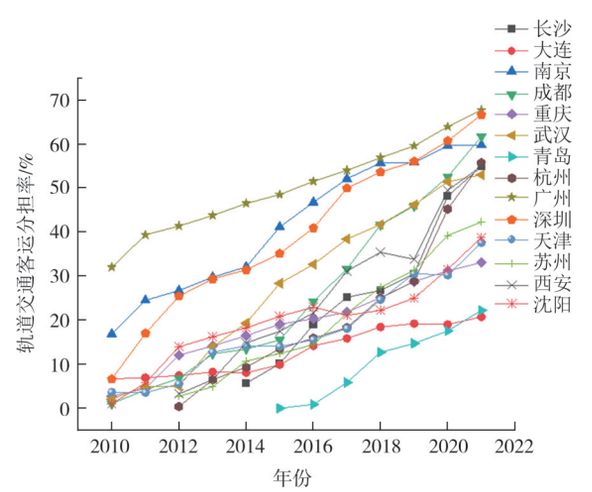


图2 2010—2021年各城市轨道交通客运分担率

Fig.2 Shares of the urban rail transit ridership in the total public transit ridership from 2010 to 2021

1)各城市轨道交通客运分担率一直呈稳步增长态势. 其中,成都、广州、杭州、南京、深圳、武汉、西安和长沙等8座城市2021年的轨道交通客运分担率均已超过50%,其公共交通出行结构已由常规公交为主转为轨道交通为主;

2)不同城市的轨道交通客运分担率存在巨大差异. 其中,2021年,广州和深圳的轨道交通客运分担率均已超过65%,而青岛和大连的轨道交通客运分担率尚不足25%;

3)不同城市的轨道交通客运分担率增长速度也有巨大差异.广州、深圳、南京、成都等城市一直保持高速增长,而沈阳等地增长则较为缓慢.

影响公共交通方式选择的因素众多,参考现有研究,本文主要从常规公交、轨道交通、社会经济等3个方面选择了可能的影响因素,具体指标如表1所示.各项数据的主要来源为2010—2021年各城市的统计年鉴、中国城市统计年鉴及中国城市轨道交通协会的年度统计和分析报告等.常规公交指标包括万人公共汽(电)车车辆数和万人公交运营线路长度;轨道交通方面则考虑了万人轨道交通运营线路长度和轨道交通网络连通度两个指标,其中轨道交通网络连通度定义为构成线网的边数与节点数的比值,反映了轨道网络各节点的连通状况,是衡量轨道交通网络结构的重要指标;社会经济因素则包括人均GDP和人均城市道路面积,其中前者可以衡量居民生活水平,而后者可以反映城市交通拥堵程度.

表1　影响因素指标集

Tab.1　Summary of influencing factors

类别	变量	变量描述	最小值	均值	最大值	方差
常规公交	万人公共汽(电)车车辆数	常规公交运营车辆数/城市常住人口,辆/万人	2.618	8.238	14.679	5.837
	万人公交运营线路长度	常规公交运营线路长度/城市常住人口,公里/万人	2.299	9.410	21.885	22.432
轨道交通	万人轨道交通运营线路长度	轨道交通运营线路长度/城市常住人口,公里/万人	0.006	0.143	0.453	0.009
	轨道交通网络连通度	轨道交通路段数×2/轨道交通总车站数	1.800	1.980	2.214	0.008
社会经济	人均生产总值	万元	2.760	10.459	20.349	12.934
	人均城市道路面积	城市道路总面积/城市常住人口,米^2/人	1.925	9.096	18.956	7.995

2　研究方法

2.1　模型建立

现有研究多采用简单线性回归模型来量化识别影响轨道交通客流量的关键因素,其默认假设条件为轨道交通客流量呈正态分布.然而,本文的研究对象为轨道交通客运分担率,其取值范围为(0, 1),并非正态分布,因此线性回归模型并不适用.Beta回归模型是广义线性回归模型的一种,适用于对取值范围在(0, 1)区间内的比例数据进行建模分析.Beta回归模型在交通领域已经有了较多应用,比如针对滴滴对公共交通的替代率(0, 1),Kong等[17]利用Beta回归模型探究了不同因素的影响.考虑到轨道交通客运分担率取值范围理论上在0和1之间,故本文决定采用Beta回归模型.此外,理论上影响轨道交通客运分担率的因素众多,但受数据采集手段、成本等所限,本文只考虑了其中6个因素.那些可能遗漏的因素称为未观测到的异质性,而忽略数据的异质性容易导致模型估计结果产生偏差或不够精确[18].与固定效应模型相比,随机效应模型能够充分考虑到那些未观测到的异质性,可以在一定程度上弥补因素遗漏可能造成的不足.由于本文中所有数据都是按城市和年份来进行采集的,因此,考虑到不同城市和不同年份可能存在的异质性,本研究最后选择采用考虑城市和年份影响的Beta随机效应模型[19]对轨道交通客运分担率进行量化分析,公式如下.

$$Y_{ij} \sim \mathrm{Beta}(\mu_{ij}, \varphi) \tag{1}$$

$$\mathrm{logit}\left(\mu_{ij}\right) = \sum_{m=1}^{6} x_{ijm}\beta_m + \beta_0 + \nu_i + \lambda_j + \delta_{ij} \tag{2}$$

$$\nu_i \overset{iid}{\sim} N(0, \tau_\nu^{-1}) \tag{3}$$

$$\lambda_j \overset{iid}{\sim} N(0, \tau_\lambda^{-1}) \tag{4}$$

$$\delta_{ij} \overset{iid}{\sim} N(0, \tau_\delta^{-1}) \tag{5}$$

式中:i表示城市,$i = 1, 2, \cdots, 14$;j表示年份,$j = 1(2010), 2(2011), \cdots, 12(2021)$;$Y_{ij}$是城市$i$在第$j$年的轨道交通客运分担率;$\mu_{ij}$是$Y_{ij}$的平均值,$0 < \mu_{ij} < 1$;$\varphi$为精度参数,$\varphi > 0$;$m$表示自变量,$m = 1, 2, \cdots, 6$;$x_{ijm}$即城市$i$在第$j$年的第$m$个自变量;$\beta_0$为截距;$\beta_m$为第$m$个自变量的回归系数;$\nu_i$表示城市$i$的随机效应,来表征各城市的异质性;$\lambda_j$表示年份$j$的随机效应,来表征各年份的异质性;$\delta_{ij}$表示城市和年份的交互效应;$\tau_\nu$表示城市随机效应的精度参数;$\tau_\lambda$表示年份随机效应的精度参数;$\tau_\delta$表示交互效应的精度参数.

2.2　模型计算与比较

本文采用贝叶斯方法来估计参数值.贝叶斯模型通常使用马尔可夫链蒙特卡罗(Markov Chain Monte Carlo,MCMC)方法进行抽样估计参数值,但这

种方法通常耗时较长.基于此,Rue等[20]提出使用积分嵌套拉普拉斯逼近(integrated nested Laplace approximation,INLA)方法对贝叶斯模型概率进行数值近似来估计后验参数,可以显著减少计算时间.因此,本研究在R语言中采用"INLA"工具包[21]估计参数.回归系数β_m的先验分布函数为独立的正态分布$N(0,1\,000)$;各随机效应精度的先验分布为$\log\tau_\nu,\log\tau_\lambda,\log\tau_\delta\sim\log\mathrm{Gamma}(1,0.000\,5)$.

此外,本文采用偏差信息准则[22](deviance information criterion,DIC)D_{DIC}、均方根误差(root mean square error,RMSE)E_{RMSE}来评价模型表现.D_{DIC}是最常用的评价贝叶斯模型表现的指标,它综合考虑了模型的拟合优度以及复杂程度.均方根误差则可以表征模型预测值与真实值之间的偏差,体现其预测效果.两者均为数值越小,表明模型拟合效果越好.

$$D_{\mathrm{DIC}}=D(\overline{\theta})+2p_D=\overline{D}+p_D \tag{6}$$

式中:$D(\overline{\theta})$表示使用后验参数的均值($\overline{\theta}$)计算的偏差;$\overline{D}$表示偏差的后验均值;p_D表示有效的模型参数数量.

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(O_j-P_j)^2} \tag{7}$$

式中:O_j表示第j个观测值;P_j表示第j个数据的模型预测值;n表示观测值的总数.

3 结果分析

3.1 模型对比

为了选择最优模型,本研究构建了5个模型进行对比分析.如表2所示,模型1不包含随机效应,模型2增加了城市随机效应,模型3增加了年份随机效应,模型4同时增加了城市和年份随机效应,模型5则增加了城市随机效应、年份随机效应和两者的交互随机效应.可以发现,模型4的D_{DIC}和E_{RMSE}远小于模型1、2、3,这说明在模型中纳入城市和年份的影响是合理的;模型5虽然比模型4更复杂,但两者D_{DIC}和E_{RMSE}均非常接近,这表明城市与年份的交互效应影响较小,可以忽略不计.基于此,由于模型4结构更简单,本研究最后选择模型4的估计结果进行后续分析,模型4的参数估计结果如表3所示.

表2 备选模型评价指标

Tab.2 Five candidate models with DICs and RMSEs

序号	模型结构	D_{DIC}	E_{RMSE}
模型1	$\mathrm{logit}(\mu_{ij})=\sum_{m=1}^{6}x_{ijm}\beta_m+\beta_0$	−271.763	0.141
模型2	$\mathrm{logit}(\mu_{ij})=\sum_{m=1}^{6}x_{ijm}\beta_m+\beta_0+\nu_i$	−387.572	0.118
模型3	$\mathrm{logit}(\mu_{ij})=\sum_{m=1}^{6}x_{ijm}\beta_m+\beta_0+\lambda_j$	−272.015	0.141
模型4	$\mathrm{logit}(\mu_{ij})=\sum_{m=1}^{6}x_{ijm}\beta_m+\beta_0+\nu_i+\lambda_j$	−453.982	0.115
模型5	$\mathrm{logit}(\mu_{ij})=\sum_{m=1}^{6}x_{ijm}\beta_m+\beta_0+\nu_i+\lambda_j+\delta_{ij}$	−453.756	0.115

表3 轨道交通客运分担率的Beta随机效应回归模型估计结果

Tab.3 Estimation results of the Beta random effects regression model for the urban rail transit ridership share

变量	估计值	标准差	95%可信区间
常数项	−8.521	1.464	(−11.404,−5.657)*
万人公共汽(电)车车辆数	0.103	0.037	(0.030, 0.176)*
万人公交运营线路长度	−0.024	0.021	(−0.065, 0.016)
万人轨道交通运营线路长度	1.968	0.804	(0.394, 3.552)*
轨道交通网络连通度	3.251	0.716	(1.848, 4.658)*
人均GDP	0.019	0.030	(−0.039, 0.078)
人均城市道路面积	−0.041	0.029	(−0.098, 0.017)
φ	51.190	6.680	(39.120, 66.060)
τ_ν	2.720	1.110	(1.130, 5.410)
τ_λ	3.730	1.940	(1.260, 8.690)

注:*为在95%可信区间上具有统计学上的显著性差异.

3.2 固定效应分析

3.2.1 常规公交因素

模型结果表明,万人公共汽(电)车车辆数对轨道交通客运分担率呈显著正向影响,回归系数为0.103.也就是说,万人公共汽(电)车车辆数每增加1辆,轨道交通客运分担率概率将提高10.8%.这表明,常规公交的发展是可以促进轨道交通的发展的,两者是存在显著合作关系的.事实上,已有研究表明[15],公交车数量不仅对公交客运量有显著的正向影响,对公共交通总客运量(常规公交+轨道交通)的正向影响更大.理论上,在线路保持不变的情况下,更多的车辆意味着可以增加发车密度,减少发车间隔,从而减少乘客等车成本并均衡公交满载率[23],提升公交吸引力,增加公交客流,从而也可以为轨道交通输送更多接驳客流.然而,大规模增加公交车辆势必会极大增加公交企业运营成本,可行性不强.基于成本效益考虑,对轨道交通与公交接驳客流特征进行精细分析,探索以低成本投入实现高品质公交服

务,比如在早晚高峰时段和大客流线路提高公交发车频率,可能更符合现实情况. 此外,万人公交运营线路长度对轨道交通客运分担率的影响并不显著. 分析认为,单纯增加公交线路长度,并不能增加公交客流量,也就不能为轨道交通提供更多接驳客流. 尽管如此,如图 3 所示,可以发现大多数城市的公交运营线路长度在调查期内保持增长态势.

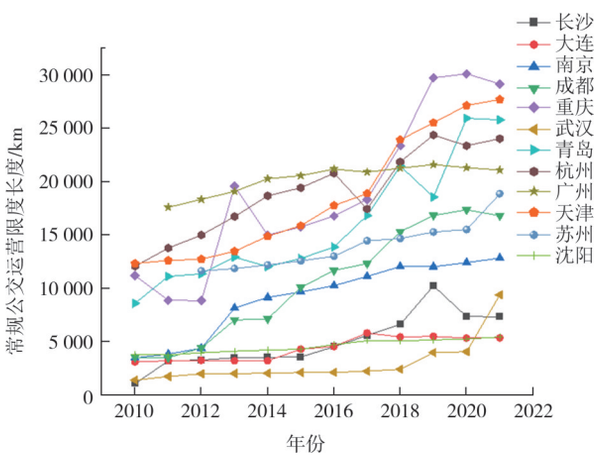


图 3　2010—2021 年各城市常规公交运营线路长度

Fig.3　Lengths of conventional bus lines of the studied cities from 2010 to 2021

3.2.2　轨道交通因素

模型结果表明,万人轨道交通运营线路长度对轨道交通客运分担率有显著的正向影响,其回归系数为 1.968. 也就是说,万人轨道交通运营线路长度每增加 0.1 km,轨道交通客运分担率概率将提高 21.8%. 分析认为,轨道交通运营线路越长,覆盖的人口和工作岗位也就越多,因此也就能够吸引更多客流. 轨道交通网络连通度也呈现显著正向影响,其回归系数为 3.251. 也就是说,轨道交通网络连通度每增加 0.01,轨道交通客运分担率概率将提高 3.3%,这证明了良好的轨道线网设计对于提升轨道交通运营效能的重要性. 在相同的轨道交通线路长度下,网络连通度越高意味着轨道交通线网的可达性和便利性就越高,也就越能吸引客流. 虽然两者都具有显著正向影响,然而考虑到轨道交通建设投资巨大,特别是国家近期对于轨道交通建设申报条件的提高,大规模建设新的线路在很多时候并不现实. 相比之下,通过优化规划线路走向或者小规模的建设连接线以提高轨道交通网络连通度,进而吸引更多客流,可能更容易实施,且效果也更加显著.

3.2.3　社会经济因素

模型结果表明,人均 GDP 对轨道交通客运分担率并无显著影响,这与 Yang 等[15]的分析结果基本一致,其结果表明人均 GDP 对常规公交客流量和轨道交通客流量均无显著影响. 分析认为,人均 GDP 能够反映居民生活水平. 目前,我国各城市轨道交通票价整体较低,仅占居民收入的小部分,可能不足以影响居民的出行选择.

此外,人均城市道路面积也并未呈现显著影响. 分析认为,人均城市道路面积虽然在一定程度上反映了城市交通的拥堵程度,但城市道路面积的扩大一般出现在城市新区,对城市内部的交通模式选择产生的影响相对有限.

3.3　随机效应分析

各城市对轨道交通客运分担率的影响结果如图 4 所示. 研究发现,广州、南京、深圳具有显著正向随机效应. 这些城市经济发达,轨道交通发展较早,轨道交通网络发达. 大连和青岛具有显著负向随机效应. 分析认为,由于城市环海、地形狭长,两地现有轨道交通线路均跨海呈带状发展,无法像其他城市一样形成密集的网格式轨道网络. 这种布局在一定程度上限制了其对周边地区的连接能力,换乘比例偏低,连通能力受限,导致对客流吸引力不足,客流量偏低.

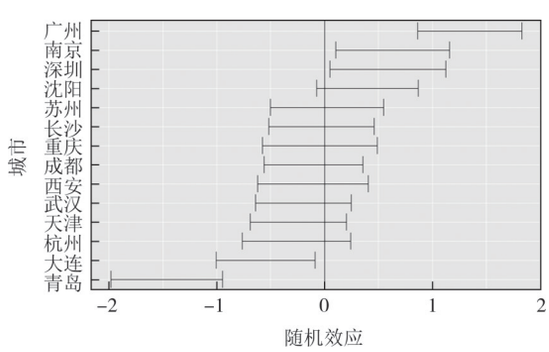


图 4　城市随机效应卡特彼勒图

Fig.4　Caterpillar diagram of random effects on cities

年份随机效应的估计结果如图 5 所示. 可以发现,从 2010 年到 2021 年,年份随机效应由负到正,呈逐渐增大态势. 也就是说,各城市的轨道交通客运分担率均随年份不断提高,这与图 2 展示的趋势基本一致. 分析认为,在轨道交通发展初期,由于线路少、运营里程短,轨道交通客流有限,轨道交通客运分担率偏低;随着线路里程逐渐增加并形成网络,轨道交通吸引力不断增强,轨道交通客流稳步增加,轨道交通客运分担率也会逐渐提高. 此外,值得注意的是,

尽管在2019年到2021年间受疫情影响,公共交通客流严重下降,但年份变量在此期间仍呈现正向影响,这可能与政府在疫情期间依然持续推进城市轨道交通建设和发展有关.

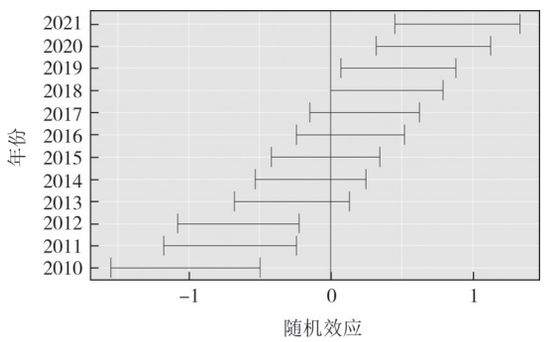


图5 年份随机效应的卡特彼勒图

Fig.5 Caterpillar diagram of random effects of years

4 结 论

过去十余年,随着我国城市轨道交通网络的快速发展,许多城市的轨道交通客运量不断增加,其在公共交通总客运量(包括常规公交和轨道交通)中的比重超过50%,凸显了其在城市交通体系中的重要地位.本文基于14个代表性城市的面板数据,考虑城市轨道交通发展随城市和年份的变化,采用Beta随机效应回归模型从常规公交、轨道交通和社会经济等3个方面量化识别了影响轨道交通客运分担率的关键因素.得到以下结论:

1)在常规公交方面,万人公共汽(电)车车辆数对轨道交通客运分担率有显著正向影响,但万人公共交通运营线路长度并无显著影响.这表明常规公交与轨道交通可以协调发展,但重点应该是增大常规公交发车密度,而非增加更多线路.

2)在轨道交通方面,万人轨道交通运营线路长度和轨道交通网络连通度均对轨道交通客运分担率呈现显著正向影响.由此可见,轨道交通建设依然是提高轨道交通客运分担率的重要手段,但考虑到轨道交通建设的巨大投入,未来各城市应着重优化轨道交通布局、提高轨道交通网络的连通度.

3)在社会经济方面,人均GDP和人均城市道路面积对轨道交通客运分担率均未呈现显著影响,表明生活水平并不是影响人们选择轨道交通出行的重要因素,且私家车客流与轨道交通客流可能并不一致.

4)城市和年份均展现出显著的随机效应.不同城市的轨道交通客运分担率差异较大,但在调查期间整体呈现增长态势.

受客观条件和数据采集条件限制,本研究仅从宏观层面分析了城市公共交通出行结构的变化及其影响因素,没有结合衡量微观层面的数据如个人特征、土地利用形式等因素.在后续研究中,有必要结合微观层面的影响因素进行分析,有助于更科学地规划轨道交通.此外,本研究着重考虑的是常规公交与轨道交通两者之间的客运分担率,在多模式交通发展的情况下,其他交通方式可能对轨道交通客流也会产生相应的影响,后续有必要结合其他公共交通方式共同探究.

参考文献

[1] 吴世泽. 基于低碳理念的城市轨道交通发展策略探讨[J]. 城市轨道交通研究,2022,25(4):38-39.
WU S Z. Discussion on development strategy of urban rail transit based on low-carbon concept[J]. Urban Mass Transit, 2022, 25(4):38-39.(in Chinese)

[2] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通2022年度统计和分析报告[J]. 城市轨道交通,2023(4):13-15.
CHINA ASSOCIATION OF METROS. Annual statistics and analysis report of urban rail transit in 2022[J]. China Metros, 2023(4): 13-15.(in Chinese)

[3] 甘勇华,黄启乐,景国胜. 广州城市交通出行方式演变及交通模式研究[C]//绿色·智慧·融合——2021/2022年中国城市交通规划年会论文集. 上海,2022:3084-3095.
GAN Y H, HUANG Q L, JING G S. Study on the evolution of urban transportation modes and traffic patterns in Guangzhou[C]// Urban Transportation Planning Academic Committee of the Urban Planning Society of China. Green, smart and integrated: proceedings of the 2021/2022 China urban transportation planning annual conference, Shanghai, 2022:3084-3095.(in Chinese)

[4] 徐成永,黄新,李天石,等. 大连城市轨道交通运行效果分析暨公共交通结构优化对策研究[J]. 都市快轨交通,2021,34(4):1-7.
XU C Y, HUANG X, LI T S, et al. Optimization strategy for Dalian urban rail transit operation and public transport[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2021, 34(4):1-7.(in Chinese)

[5] 过秀成,吕慎. 基于合作竞争类OD联合方式划分轨道客流分配模型研究[J]. 中国公路学报,2000(4):93-96.
GUO X C, LÜ S. Study of URT's joint modal split assignment model on cooperative and competitive OD matrix[J]. China Journal of Highway and Transport, 2000(4):93-96.(in Chinese)

[6] 吴倩. 城市轨道交通客流分担率模型分析[J]. 交通标准化,2009(21):52-54.
WU Q. Urban rail transit passenger flow share rate model analysis[J]. Transport Standardization, 2009(21):52-54.(in Chinese)

[7] 王雪鑫. 新建城市轨道交通对交通方式分担的演化仿真研究[J]. 铁道运输与经济,2021,43(10):125-132.
WANG X X. Simulation research on the evolution of new urban rail transit in traffic mode sharing[J]. Railway Transport and Economy,2021,43(10):125-132.(in Chinese)

[8] 李金海,杨冠华,丁漪,等. 城市轨道交通新线开通对出行方式选择的影响研究[J]. 交通运输系统工程与信息,2022,22(5):135-140.
LI J H,YANG G H,DING Y,et al. Impacts of a new rail transit line on travel mode choice[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology,2022,22(5):135-140.(in Chinese)

[9] KUBY M,BARRANDA A,UPCHURCH C. Factors influencing light-rail station boardings in the United States[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2004, 38(3): 223-247.

[10] ZHAO J B,DENG W,SONG Y,et al. Analysis of Metro ridership at station level and station-to-station level in Nanjing: an approach based on direct demand models[J]. Transportation, 2014, 41(1): 133-155.

[11] 朱海燕, 郝勇. 上海城市轨道交通客流量宏观影响因素分析[J]. 铁道运输与经济,2009,31(6): 68-70.
ZHU H Y, HAO Y. Analysis on macro-influence factors of passenger flow of urban rail transit in Shanghai[J]. Railway Transport and Economy, 2009, 31(6): 68-70.(in Chinese)

[12] JUN M J,CHOI K,JEONG J E, et al. Land use characteristics of subway catchment areas and their influence on subway ridership in Seoul[J]. Journal of Transport Geography, 2015, 48: 30-40.

[13] 成华, 段力伟. 重庆市主城区交通方式结构演变与预测分析[J]. 城市公共交通, 2021(3):41-46.
CHENG H, DUAN L W. The evolution and prediction of transportation structure for main urban area of Chongqing[J]. Urban Public Transport,2021(3):41-46.(in Chinese)

[14] 李国强,杨敏,王树盛. 基于AFC和POI数据的轨道交通车站客流影响因素挖掘[J]. 城市交通,2019,17(1):102-108.
LI G Q,YANG M,WANG S S. Influence factors exploration of rail station-level ridership using AFC data and POI data[J]. Urban Transport of China, 2019, 17(1): 102-108.(in Chinese)

[15] YANG C, YU C C, DONG W T, et al. Substitutes or complements? Examining effects of urban rail transit on bus ridership using longitudinal city-level data[J]. Transportation Research Part A:Policy and Practice,2023,174:103728.

[16] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通2021年度统计和分析报告[J]. 城市轨道交通,2022(7):10-15.
CHINA ASSOCIATION OF METROS. Annual statistics and analysis report of urban rail transit in 2021[J]. China Metros, 2022(7): 10-15.(in Chinese)

[17] KONG H, ZHANG X H, ZHAO J H. How does ridesourcing substitute for public transit? A geospatial perspective in Chengdu, China[J]. Journal of Transport Geography,2020,86:102769.

[18] MANNERING F L, SHANKAR V, BHAT C R. Unobserved heterogeneity and the statistical analysis of highway accident data[J]. Analytic Methods in Accident Research,2016,11:1-16.

[19] FERRARI S, CRIBARI-NETO F. Beta regression for modelling rates and proportions[J]. Journal of Applied Statistics, 2004, 31(7): 799-815.

[20] RUE H, MARTINO S, CHOPIN N. Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 2009, 71(2): 319-392.

[21] BLANGIARDO M, CAMELETTI M, BAIO G, et al. Spatial and spatio-temporal models with R-INLA[J]. Spatial and Spatio-Temporal Epidemiology, 2013, 7: 39-55.

[22] SPIEGELHALTER D J, BEST N G, CARLIN B P, et al. Bayesian measures of model complexity and fit[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 2002, 64(4): 583-639.

[23] 董红召,孔娟娟,刘晴辉. 交通拥堵条件下的公交发车间隔过渡模型研究[J]. 交通运输系统工程与信息,2016,16(3):101-106.
DONG H Z,KONG J J,LIU Q H. A bus departure time interval transition model considering traffic congestion[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2016,16(3):101-106.(in Chinese)